16 | 数据转换：如何在DataFrame之上做数据处理？

2021-10-15 吴磊

《零基础入门Spark》 课程介绍 >

讲述：吴磊
时长 23:36 大小 21.62M

你好，我是吴磊。

在上一讲，我们学习了创建 DataFrame 的各种途径与方法，那么，有了 DataFrame 之后，我们该如何在 DataFrame 之上做数据探索、数据分析，以及各式各样的数据转换呢？在数据处理完毕之后，我们又该如何做数据展示与数据持久化呢？今天这一讲，我们就来解答这些疑问。

为了给开发者提供足够的灵活性，对于 DataFrame 之上的数据处理，Spark SQL 支持两类开发入口：一个是大家所熟知的结构化查询语言：SQL，另一类是 DataFrame 开发算子。就开发效率与执行效率来说，二者并无优劣之分，选择哪种开发入口，完全取决于开发者的个人偏好与开发习惯。

与 RDD 类似，DataFrame 支持种类繁多的开发算子，但相比 SQL 语言，DataFrame 算子的学习成本相对要高一些。因此，本着先易后难的思路，咱们先来说说 DataFrame 中 SQL 语句的用法，然后再去理解 DataFrame 开发算子。

SQL 语句

对于任意的 DataFrame，我们都可以使用 createTempView 或是 createGlobalTempView 在 Spark SQL 中创建临时数据表。

两者的区别在于，createTempView 创建的临时表，其生命周期仅限于 SparkSession 内部，而 createGlobalTempView 创建的临时表，可以在同一个应用程序中跨 SparkSession 提供访问。有了临时表之后，我们就可以使用 SQL 语句灵活地倒腾表数据。

通过后面这段代码，我为你演示了如何使用 createTempView 创建临时表。我们首先用 toDF 创建了一个包含名字和年龄的 DataFrame，然后调用 createTempView 方法创建了临时表。

复制代码

```
import org.apache.spark.sql.DataFrame
import spark.implicits._

val seq = Seq(("Alice", 18), ("Bob", 14))
val df = seq.toDF("name", "age")

df.createTempView("t1")
val query: String = "select * from t1"
// spark为SparkSession实例对象
val result: DataFrame = spark.sql(query)

result.show

/** 结果打印
+-----+---+
| n ame| age|
+-----+---+
| Alice| 18|
| Bob| 14|
+-----+---+
*/
```

以上表为例，我们先是使用 spark.implicits._ 隐式方法通过 toDF 来创建 DataFrame，然后在其上调用 createTempView 来创建临时表“t1”。接下来，给定 SQL 查询语句“query”，我们可以通过调用 SparkSession 提供的 sql API 来提请执行查询语句，得到的查询结果被封装为新的 DataFrame。

值得一提的是，与 RDD 的开发模式一样，**DataFrame 之间的转换也属于延迟计算，当且仅当出现 Action 类算子时，如上表中的 show，所有之前的转换过程才会交付执行。**

Spark SQL 采用ANTLR语法解析器，来解析并处理 SQL 语句。我们知道，ANTLR 是一款强大的、跨语言的语法解析器，因为它全面支持 SQL 语法，所以广泛应用于 Oracle、Presto、Hive、ElasticSearch 等分布式数据仓库和计算引擎。因此，像 Hive 或是 Presto 中的 SQL 查询语句，都可以平滑地迁移到 Spark SQL。

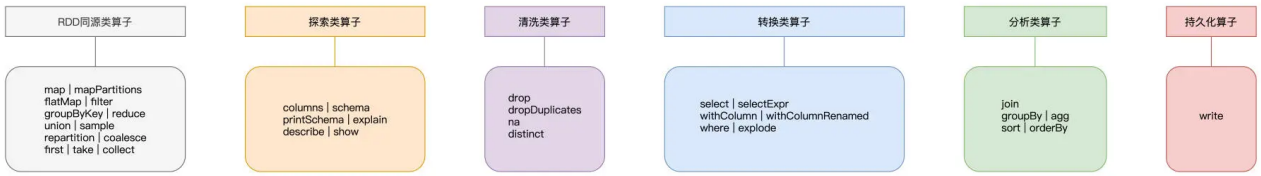
不仅如此，Spark SQL 还提供大量 Built-in Functions（内置函数），用于辅助数据处理，如 array_distinct、collect_list，等等。你可以浏览官网的Built-in Functions 页面查找完整的函数列表。结合 SQL 语句以及这些灵活的内置函数，你就能游刃有余地应对数据探索、数据分析这些典型的数据应用场景。

SQL 语句相对比较简单，学习路径短、成本低，你只要搞清楚如何把 DataFrame 转化为数据表，剩下的事就水到渠成了。接下来，我们把主要精力放在 DataFrame 支持的各类算子上，这些算子提供的功能，往往能大幅提升开发效率，让我们事半功倍。

DataFrame 算子

不得不说，DataFrame 支持的算子丰富而又全面，这主要源于 DataFrame 特有的“双面”属性。一方面，DataFrame 来自 RDD，与 RDD 具有同源性，因此 RDD 支持的大部分算子，DataFrame 都支持。另一方面，DataFrame 携带 Schema，是结构化数据，因此它必定要提供一套与结构化查询同源的计算算子。

正是由于这样“双面”的特性，我们从下图可以看到，DataFrame 所支持的算子，用“琳琅满目”来形容都不为过。



DataFrame算子大全

人类的大脑偏好结构化的知识，为了方便你记忆与理解，我把 DataFrame 上述两个方面的算子，进一步划分为 6 大类，**它们分别是 RDD 同源类算子、探索类算子、清洗类算子、转换类算子、分析类算子和持久化算子**。

你可能会困扰：“天呐！这么多算子要学，这不是逼我从入门到放弃吗？”别着急，上面这张图，你可以把它当作是“DataFrame 算子脑图”，或是一本字典。在日常的开发中，思路枯竭的时候，你不妨把它翻出来，看看哪些算子能够帮你实现业务逻辑。

今天这一讲，我们也会根据这张“脑图”，重点讲解其中最常用、最关键的部分。

同源类算子

我们从 DataFrame 中的 RDD 同源类算子说起，这些算子在 RDD 算子那三讲做过详细的介绍，如果你对有哪个算子的作用或含义记不清了，不妨回看之前的三讲。我按照之前的分类，把这些算子整理成了一张表格。

算子用途	算子
数据转换	map/mapPartitions/flatMap/filter
数据聚合	groupByKey/reduce
数据准备	union/sample/
数据预处理	repartition/coalesce
结构收集	first/take/collect

极客时间

RDD同源类算子

探索类算子

接下来就是 DataFrame 的探索类算子。所谓探索，指的是数据探索，这类算子的作用，在于帮助开发者初步了解并认识数据，比如数据的模式（Schema）、数据的分布、数据的“模样”，等等，为后续的应用开发奠定基础。

对于常用的探索类算子，我把它们整理到了下面的表格中，你不妨先看一看，建立“第一印象”。

算子用途	算子
查看数据模式	columns/schema/printSchema
查看数据的“模样”	show
查看数据分布	describe
查看数据的执行计划	explain

极客时间

探索类算子

我们来依次“避轻就重”地说一说这些算子。首先，columns/schema/printSchema 这 3 个算子类似，都可以帮我们获取 DataFrame 的数据列和 Schema。尤其是 printSchema，它以纯文本的方式将 Data Schema 打印到屏幕上，如下所示。

复制代码

```
import org.apache.spark.sql.DataFrame
import spark.implicits._

val employees = Seq((1, "John", 26, "Male"), (2, "Lily", 28, "Female"), (3, "R
val employeesDF: DataFrame = employees.toDF("id", "name", "age", "gender")

employeesDF.printSchema

/** 结果打印
root
|-- id: integer (nullable = false)
|-- name: string (nullable = true)
|-- age: integer (nullable = false)
|-- gender: string (nullable = true)
*/
```

了解数据模式之后，我们往往想知道数据具体长什么样子，对于这个诉求，show 算子可以帮忙达成。在默认情况下，show 会随机打印出 DataFrame 的 20 条数据记录。

复制代码

```
employeesDF.show

/** 结果打印
+---+-------+---+------+
| id| name|age|gender|
+---+-------+---+------+
| 1| John| 26| Male|
| 2| Lily| 28|Female|
| 3|Raymond| 30| Male|
+---+-------+---+------+
*/
```

看清了数据的“本来面目”之后，你还可以进一步利用 describe 去查看数值列的统计分布。比如，通过调用 employeesDF.describe(“age”)，你可以查看 age 列的极值、平均

值、方差等统计数值。

初步掌握了数据的基本情况之后，如果你对当前 DataFrame 的执行计划感兴趣，可以通过调用 explain 算子来获得 Spark SQL 给出的执行计划。explain 对于执行效率的调优来说，有着至关重要的作用，后续课程中我们还会结合具体的实例，来深入讲解 explain 的用法和释义，在这里，你仅需知道 explain 是用来查看执行计划的就好。

清洗类算子

完成数据探索以后，我们正式进入数据应用的开发阶段。在数据处理前期，我们往往需要对数据进行适当地“清洗”，“洗掉”那些不符合业务逻辑的“脏数据”。DataFrame 提供了如下算子，来帮我们完成这些脏活儿、累活儿。

算子	算子含义
drop	删除掉DataFrame的列数据
distinct	去重
dropDuplicates	按照指定列去重
na	null值处理

极客时间

清洗类算子

首先，drop 算子允许开发者直接把指定列从 DataFrame 中予以清除。举个例子，对于上述的 employeesDF，假设我们想把性别列清除，那么直接调用 employeesDF.drop(“gender”) 即可。如果要同时清除多列，只需要在 drop 算子中用逗号把多个列名隔开即可。

第二个是 distinct，它用来为 DataFrame 中的数据做去重。还是以 employeesDF 为例，当有多条数据记录的所有字段值都相同时，使用 distinct 可以仅保留其中的一条数据记录。

接下来是 dropDuplicates，它的作用也是去重。不过，与 distinct 不同的是，dropDuplicates 可以指定数据列，因此在灵活性上更胜一筹。还是拿 employeesDF 来举例，这个 DataFrame 原本有 3 条数据记录，如果我们按照性别列去重，最后只会留下两条记录。其中，一条记录的 gender 列是“Male”，另一条的 gender 列为“Female”，如下所示。

复制代码

```
employeesDF.show

/** 结果打印
+---+-------+---+------+
| id| name|age|gender|
+---+-------+---+------+
| 1| John| 26| Male|
| 2| Lily| 28|Female|
| 3|Raymond| 30| Male|
+---+-------+---+------+
*/

employeesDF.dropDuplicates("gender").show

/** 结果打印
+---+----+---+------+
| id|name|age|gender|
+---+----+---+------+
| 2|Lily| 28|Female|
| 1|John| 26| Male|
+---+----+---+------+
*/
```

表格中的最后一个算子是 na，它的作用是选取 DataFrame 中的 null 数据，na 往往要结合 drop 或是 fill 来使用。例如，employeesDF.na.drop 用于删除 DataFrame 中带 null 值的数据记录，而 employeesDF.na.fill(0) 则将 DataFrame 中所有的 null 值都自动填充为整数零。这两种用例在数据清洗的场景中都非常常见，因此，你需要牢牢掌握 na.drop 与 na.fill 的用法。

数据清洗过后，我们就得到了一份“整洁而又干净”的数据，接下来，可以放心大胆地去做各式各样的数据转换，从而实现业务逻辑需求。

转换类算子

转换类算子的主要用于数据的生成、提取与转换。转换类的算子的数量并不多，但使用方式非常灵活，开发者可以变着花样地变换数据。

算子	算子含义
select	按照列名对数据做投影
selectExpr	以SQL语句为参数生成、提取数据
where	以SQL语句为参数做数据过滤
withColumnRenamed	字段重命名
withColumn	生成新的数据列
explode	展开数组类的数据列

极客时间

转换类算子

首先，select 算子让我们可以按照列名对 DataFrame 做投影，比如说，如果我们只关心年龄与性别这两个字段的话，就可以使用下面的语句来实现。

复制代码

```
employeesDF.select("name", "gender").show

/** 结果打印
+-------+------+
| name|gender|
+-------+------+
| John| Male|
| Lily|Female|
|Raymond| Male|
+-------+------+
*/
```

不过，虽然用起来比较简单，但 select 算子在功能方面不够灵活。在灵活性这方面，selectExpr 做得更好。比如说，基于 id 和姓名，我们想把它们拼接起来生成一列新的数

据。像这种需求，正是 selectExpr 算子的用武之地。

复制代码

```
employeesDF.selectExpr("id", "name", "concat(id, '_', name) as id_name").show

/** 结果打印
+---+-------+---------+
| id| name| id_name|
+---+-------+---------+
| 1| John| 1_John|
| 2| Lily| 2_Lily|
| 3|Raymond|3_Raymond|
+---+-------+---------+
*/
```

这里，我们使用 concat 这个函数，把 id 列和 name 列拼接在一起，生成新的 id_name 数据列。

接下来的 where 和 withColumnRenamed 这两个算子比较简单，where 使用 SQL 语句对 DataFrame 做数据过滤，而 withColumnRenamed 的作用是字段重命名。

比如，想要过滤出所有性别为男的员工，我们就可以用 employeesDF.where(“gender = ‘Male’ ”) 来实现。如果打算把 employeesDF 当中的“gender”重命名为“sex”，就可以用 withColumnRenamed 来帮忙：employeesDF.withColumnRenamed(“gender”, “sex”)。

紧接着的是 withColumn，虽然名字看上去和 withColumnRenamed 很像，但二者在功能上有着天壤之别。

withColumnRenamed 是重命名现有的数据列，而 withColumn 则用于生成新的数据列，这一点上，withColumn 倒是和 selectExpr 有着异曲同工之妙。withColumn 也可以充分利用 Spark SQL 提供的 Built-in Functions 来灵活地生成数据。

比如，基于年龄列，我们想生成一列脱敏数据，隐去真实年龄，你就可以这样操作。

复制代码

```
employeesDF.withColumn("crypto", hash($"age")).show

```

```
/** 结果打印
+---+-------+---+------+-----------+
| id| name|age|gender| crypto|
+---+-------+---+------+-----------+
| 1| John| 26| Male|-1223696181|
| 2| Lily| 28|Female|-1721654386|
| 3|Raymond| 30| Male| 1796998381|
+---+-------+---+------+-----------+
*/
```

可以看到，我们使用内置函数 hash，生成一列名为“crypto”的新数据，数据值是对应年龄的哈希值。有了新的数据列之后，我们就可以调用刚刚讲的 drop，把原始的 age 字段丢弃掉。

表格中的最后一个算子是 explode，这个算子很有意思，它的作用是展开数组类型的数据列，数组当中的每一个元素，都会生成一行新的数据记录。为了更好地演示 explode 的用法与效果，我们把 employeesDF 数据集做个简单的调整，给它加上一个 interests 兴趣字段。

复制代码

```
val seq = Seq( (1, "John", 26, "Male", Seq("Sports", "News")),
(2, "Lily", 28, "Female", Seq("Shopping", "Reading")),
(3, "Raymond", 30, "Male", Seq("Sports", "Reading"))
)

val employeesDF: DataFrame = seq.toDF("id", "name", "age", "gender", "interest
employeesDF.show

/** 结果打印
+---+-------+---+------+------------------+
| id| name|age|gender| interests|
+---+-------+---+------+------------------+
| 1| John| 26| Male| [Sports, News]|
| 2| Lily| 28|Female|[Shopping, Reading]|
| 3|Raymond| 30| Male| [Sports, Reading]|
+---+-------+---+------+------------------+
*/

employeesDF.withColumn("interest", explode($"interests")).show

/** 结果打印
+---+-------+---+------+------------------+--------+
| id| name|age|gender| interests|interest|
+---+-------+---+------+------------------+--------+
| 1| John| 26| Male| [Sports, News]| Sports|
```

```
| 1| John| 26| Male| [Sports, News]| News|
| 2| Lily| 28|Female|[Shopping, Reading]|Shopping|
| 2| Lily| 28|Female|[Shopping, Reading]| Reading|
| 3|Raymond| 30| Male| [Sports, Reading]| Sports|
| 3|Raymond| 30| Male| [Sports, Reading]| Reading|
+---+-------+---+------+------------------+--------+
*/
```

可以看到，我们多加了一个兴趣列，列数据的类型是数组，每个员工都有零到多个兴趣。

如果我们想把数组元素展开，让每个兴趣都可以独占一条数据记录。这个时候就可以使用 explode，再结合 withColumn，生成一列新的 interest 数据。这列数据的类型是单个元素的 String，而不再是数组。有了新的 interest 数据列之后，我们可以再次利用 drop 算子，把原本的 interests 列抛弃掉。

数据转换完毕之后，我们就可以通过数据的关联、分组、聚合、排序，去做数据分析，从不同的视角出发去洞察数据。这个时候，我们还要依赖 Spark SQL 提供的多个分析类算子。

分析类算子

毫不夸张地说，前面的探索、清洗、转换，都是在为数据分析做准备。**在大多数的数据应用中，数据分析往往是最为关键的那环，甚至是应用本身的核心目的。**因此，熟练掌握分析类算子，有利于我们提升开发效率。

Spark SQL 的分析类算子看上去并不多，但灵活组合使用，就会有“千变万化”的效果，让我们一起看看。

算子	算子含义
join	两个DataFrame之间做数据关联
groupBy	按照某些列对数据做分组
agg	分组后做数据聚合，Spark SQL支持丰富的聚合算子
sort / orderBy	按照某些列做排序

极客时间

分析类算子

为了演示上述算子的用法，我们先来准备两张数据表：employees 和 salaries，也即员工信息表和薪水表。我们的想法是，通过对两张表做数据关联，来分析员工薪水的分布情况。

复制代码

```
import spark.implicits._
import org.apache.spark.sql.DataFrame

// 创建员工信息表
val seq = Seq((1, "Mike", 28, "Male"), (2, "Lily", 30, "Female"), (3, "Raymond
val employees: DataFrame = seq.toDF("id", "name", "age", "gender")

// 创建薪水表
val seq2 = Seq((1, 26000), (2, 30000), (4, 25000), (3, 20000))
val salaries:DataFrame = seq2.toDF("id", "salary")

employees.show

/** 结果打印
+---+-------+---+------+
| id| name|age|gender|
+---+-------+---+------+
| 1| Mike| 28| Male|
| 2| Lily| 30|Female|
| 3|Raymond| 26| Male|
+---+-------+---+------+
*/

salaries.show
```

```
25
26 /** 结果打印
27 +---+------+
28 | id|salary|
29 +---+------+
30 | 1| 26000|
31 | 2| 30000|
32 | 4| 25000|
33 | 3| 20000|
34 +---+------+
35 */
```

那么首先，我们先用 join 算子把两张表关联起来，关联键（Join Keys）我们使用两张表共有的 id 列，而关联形式（Join Type）自然是内关联（Inner Join）。

复制代码

```
1 val jointDF: DataFrame = salaries.join(employees, Seq("id"), "inner")
2
3 jointDF.show
4
5 /** 结果打印
6 +---+------+-------+---+------+
7 | id|salary| name|age|gender|
8 +---+------+-------+---+------+
9 | 1| 26000| Mike| 28| Male|
10 | 2| 30000| Lily| 30|Female|
11 | 3| 20000|Raymond| 26| Male|
12 +---+------+-------+---+------+
13 */
```

可以看到，我们在 salaries 之上调用 join 算子，join 算子的参数有 3 类。第一类是待关联的数据表，在我们的例子中就是员工表 employees。第二类是关联键，也就是两张表之间依据哪些字段做关联，我们这里是 id 列。第三类是关联形式，我们知道，关联形式有 inner、left、right、anti、semi 等等，这些关联形式我们下一讲再展开，这里你只需要知道 Spark SQL 支持这些种类丰富的关联形式即可。

数据完成关联之后，我们实际得到的仅仅是最细粒度的事实数据，也就是每个员工每个月领多少薪水。这样的事实数据本身并没有多少价值，我们往往需要从不同的维度出发，对数据做分组、聚合，才能获得更深入、更有价值的数据洞察。

比方说，我们想以性别为维度，统计不同性别下的总薪水和平均薪水，借此分析薪水与性别之间可能存在的关联关系。

复制代码

```
val aggResult = fullInfo.groupBy("gender").agg(sum("salary").as("sum_salary"),

aggResult.show

/** 数据打印
+------+----------+----------+
|gender|sum_salary|avg_salary|
+------+----------+----------+
|Female| 30000| 30000.0|
| Male| 46000| 23000.0|
+------+----------+----------+
*/
```

这里，我们先是使用 groupBy 算子按照“gender”列做分组，然后使用 agg 算子做聚合运算。在 agg 算子中，我们分别使用 sum 和 avg 聚合函数来计算薪水的总数和平均值。Spark SQL 对于聚合函数的支持，我们同样可以通过Built-in Functions 页面来进行检索。结合 Built-in Functions 提供的聚合函数，我们就可以灵活地对数据做统计分析。

得到统计结果之后，为了方便查看，我们还可以使用 sort 或是 orderBy 算子对结果集进行排序，二者在用法与效果上是完全一致的，如下表所示。

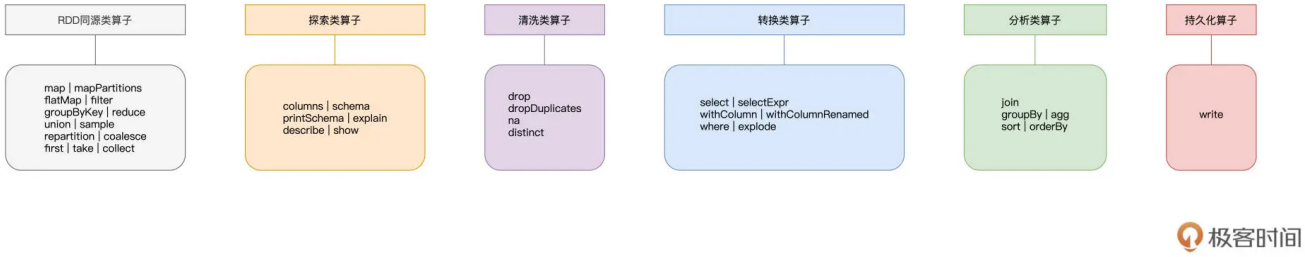
复制代码

```
aggResult.sort(desc("sum_salary"), asc("gender")).show

/** 结果打印
+------+----------+----------+
|gender|sum_salary|avg_salary|
+------+----------+----------+
| Male| 46000| 23000.0|
|Female| 30000| 30000.0|
+------+----------+----------+
*/

aggResult.orderBy(desc("sum_salary"), asc("gender")).show

/** 结果打印
+------+----------+----------+
|gender|sum_salary|avg_salary|
+------+----------+----------+
```

```
| Male| 46000| 23000.0|
|Female| 30000| 30000.0|
+------+----------+----------+
*/
```

可以看到，sort / orderBy 支持按照多列进行排序，且可以通过 desc 和 asc 来指定排序方向。其中 desc 表示降序排序，相应地，asc 表示升序排序。

好啦，到此为止，我们沿着数据的生命周期，分别梳理了生命周期不同阶段的 Spark SQL 算子，它们分别是探索类算子、清洗类算子、转换类算子和分析类算子。

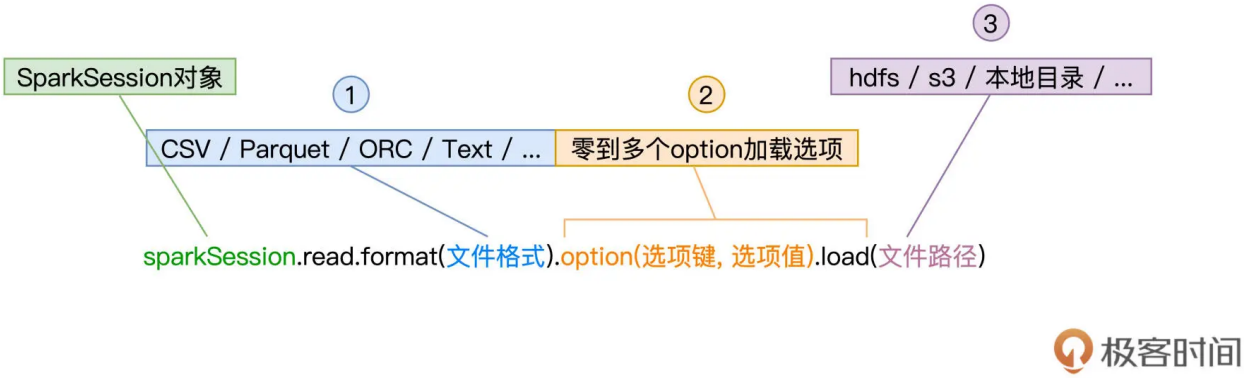


数据生命周期与DataFrame算子

所谓行百里者半九十，纵观整个生命周期，我们还剩下数据持久化这一个环节。对于最后的这个持久化环节，Spark SQL 提供了 write API，与上一讲介绍的 read API 相对应，write API 允许开发者把数据灵活地物化为不同的文件格式。

持久化类算子

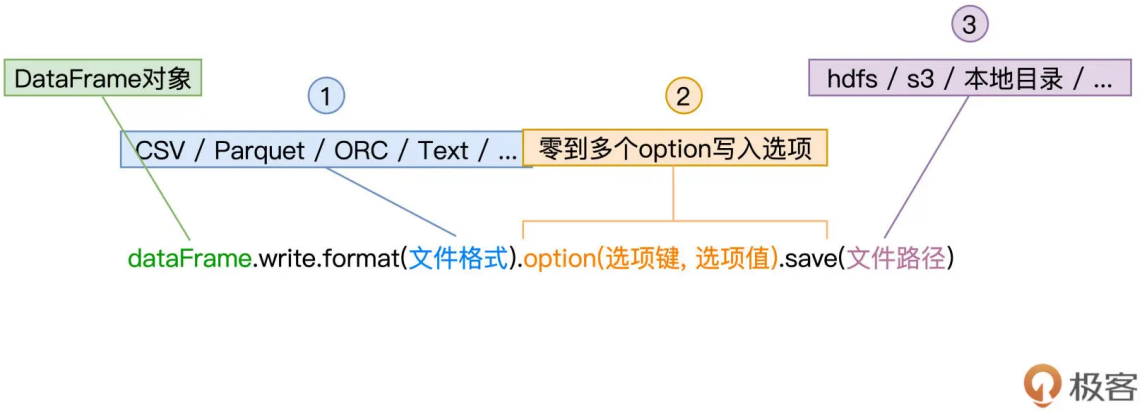
没有对比就没有鉴别，在学习 write API 之前，我们不妨先来回顾一下上一讲介绍的 read API。



read API一般用法

如上图所示，read API 有 3 个关键点，一是由 format 指定的文件格式，二是由零到多个 option 组成的加载选项，最后一个是由 load 标记的源文件路径。

与之相对，write API 也有 3 个关键环节，分别是同样由 format 定义的文件格式，零到多个由 option 构成的“写入选项”，以及由 save 指定的存储路径，如下图所示。



write API一般用法

这里的 format 和 save，与 read API 中的 format 和 load 是一一对应的，分别用于指定文件格式与存储路径。实际上，option 选项也是类似的，除了 mode 以外，write API 中的选项键与 read API 中的选项键也是相一致的，如 seq 用于指定 CSV 文件分隔符、dbtable 用于指定数据表名、等等，你可以通过回顾上一讲来获取更多的 option 选项。

在 read API 中，mode 选项键用于指定读取模式，如 permissive, dropMalformed, failFast。但在 write API 中，mode 用于指定“写入模式”，分别有 Append、Overwrite、ErrorIfExists、Ignore 这 4 种模式，它们的含义与描述如下表所示。

写入模式	含义
Append	以追加的方式写入数据
Overwrite	以覆盖的方式写入数据
ErrorIfExists	如果目标存储路径已存在，则报异常
Ignore	如果目标存储路径已存在，则放弃数据写入

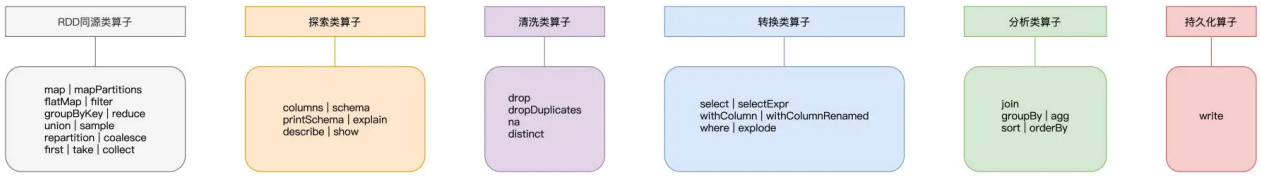
极客时间

不同写入模式的含义

有了 write API，我们就可以灵活地把 DataFrame 持久化到不同的存储系统中，为数据的生命周期画上一个圆满的句号。

重点回顾

今天这一讲，我们主要围绕数据的生命周期，学习了 Spark SQL 在不同数据阶段支持的处理算子，如下图所示。



极客时间

Spark SQL算子一览

图中涉及的算子很多，尽管大部分我们都举例讲过了，但要在短时间之内一下子掌握这么多内容，确实强人所难。不过，你不用担心，今天这一讲，最主要的目的，还是想让你对 Spark SQL 支持的算子有一个整体的把握。

至于每个算子具体是用来做什么的，在日后的开发工作中，你可以反复地翻看这一讲，结合实践慢慢地加深印象，这样学习更高效。我也强烈建议你空闲时把官网的 Built-in

Functions 列表过一遍，对这些内置函数的功能做到心中有数，实现业务逻辑时才会手到擒来。

除了 DataFrame 本身支持的算子之外，在功能上，SQL 完全可以实现同样的数据分析。给定 DataFrame，你只需通过 createTempView 或是 createGlobalTempView 来创建临时表，然后就可以通过写 SQL 语句去进行数据的探索、倾斜、转换与分析。

最后，需要指出的是，DataFrame 算子与 SQL 查询语句之间，并没有优劣之分，他们可以实现同样的数据应用，而且在执行性能方面也是一致的。因此，你可以结合你的开发习惯与偏好，自由地在两者之间进行取舍。

每课一练

在转换类算子中，我们举例介绍了 explode 这个算子，它的作用是按照以数组为元素的数据列，把一条数据展开（爆炸）成多条数据。结合这个算子的作用，你能否分析一下，explode 操作是否会引入 Shuffle 计算呢？

欢迎你在留言区跟我交流互动，也推荐你把这一讲分享给有需要的朋友。

分享给需要的人，Ta订阅后你可得 20 元现金奖励

生成海报并分享

赞 1 提建议

© 版权归极客邦科技所有，未经许可不得传播售卖。 页面已增加防盗追踪，如有侵权极客邦将依法追究其法律责任。

上一篇 15 | 数据源与数据格式：DataFrame从何而来？

精选留言

写留言

> 由作者筛选后的优质留言将会公开显示，欢迎踊跃留言。